

JACKSON LAWRENCE 00000070612 LOUIS GABRIEL HERNANDES 00000070250

# AGENETICA ALGORITHA

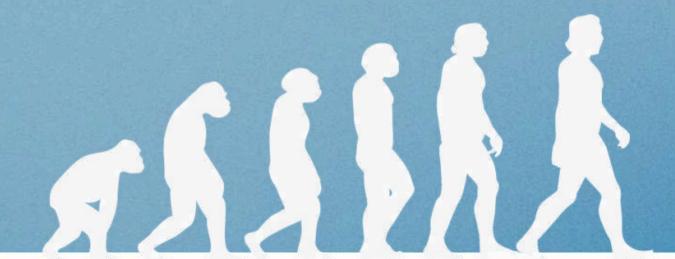
OSCAR JIRO HARLISON 00000072786 IGNATIUS STEVEN 00000070642

HOME WHAT? WHY? FLOWCHART TERMINOLOGY SELECTION CROSSOVER MUTATION CODE EXAMPLE REFERENCES

- Genetic Algorithm (GA) adalah sebuah algoritma metaheuristik dari cabang Evolutionary Algorithms (EA) untuk memecahkan masalah optimasi constrained maupun unconstrained.
- Dikenalkan pertama kali oleh John Holland pada 1975, GA terinspirasi dari konsep natural selection dan evolusi biologi.

## NATURAL SELECTION

- Dalam teori evolusi biologi, semua makhluk hidup berevolusi untuk beradaptasi dengan lingkungan dan meningkatkan kemampuan bertahan hidup dan berduplikasi; proses ini disebut juga natural selection
- Karena seleksi natural ini, keturunan pun pada umumnya lebih berkualitas dari induknya
- Setiap generasi keturunan baru membentuk populasi unik karena mutasi yang terjadi dan gabungan gen dari induk-induknya yang terus berevolusi (crossover)





### Whiy use ga?

- Mampu secara efisien melakukan pencarian di dataset yang besar dan kompleks
- Fleksibel karena dapat digunakan untuk banyak jenis masalah seperti pencarian atau optimasi
- Karena adanya mutasi, GA mampu menghindari local optima dengan baik
- Mudah dimengerti tanpa perlunya analisis mendalam apabila representasi solusi individu tepat
- Mampu dijalankan secara paralel

### APPLICATIONS

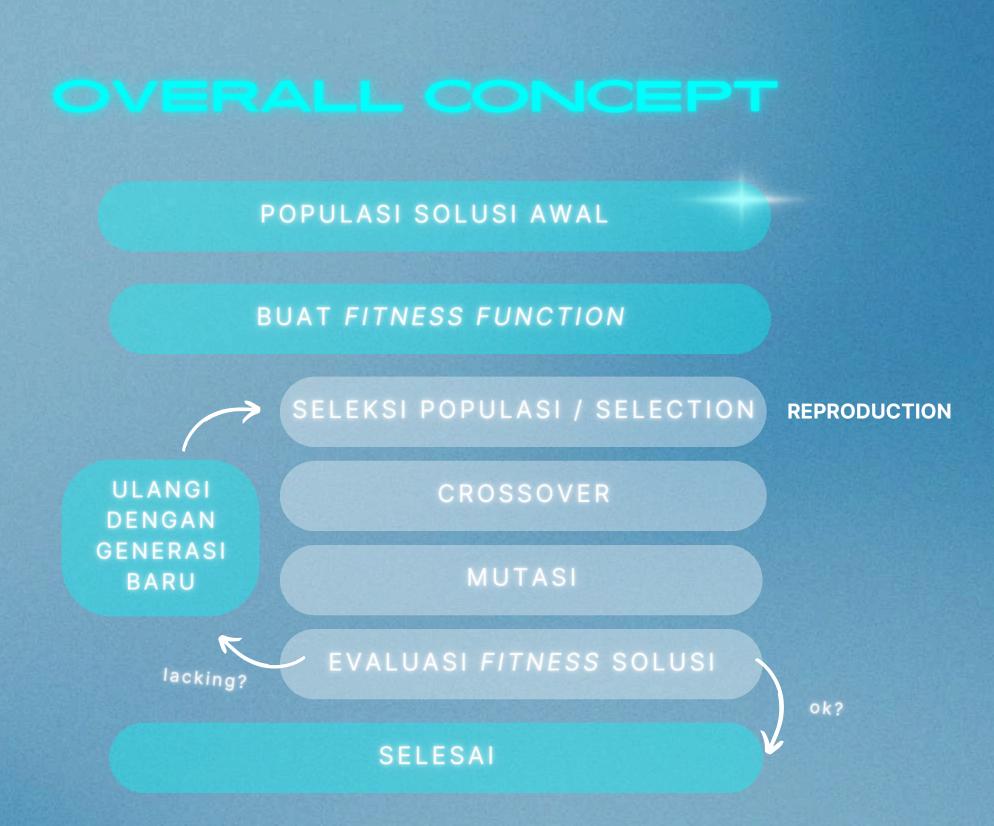
- DNA Analysis
- Vehicle Routing
- Traveling Salesman Problem
- Optimizing Functions
- Knapsack Problem
- Scheduling Problem

## HOWEVER...

- Layaknya semua algoritma metaheuristik, jawaban tidak deterministik, sehingga tidak selalu sama atau tidak menjamin jawaban ter-optimal; untuk hal yang sama, tahap mutasi dapat seperti sebuah double-edged sword
- Berpotensi membutuhkan banyak generasi untuk mencapai solusi optimal karena konvergensinya yang juga berpotensi lama akibat sifat probabilistiknya
- Memerlukan penyesuaian per masalah yang berbeda, mulai dari encoding populasi, definisi fitness function, hingga parameter seperti ukuran populasi, tingkat mutasi, dan tingkat crossover yang tentunya menentukan keefektifan algoritma

# HOW EVOLUTION REALLY RELATES TO GENETIC ALGORITHM

- Setelah beberapa generasi, populasi telah berevolusi menjadi makhluk hidup yang jauh lebih berkualitas dan fit
- Konsep tersebut yang membuat GA dapat dilakukan
- Mulai dari suatu kumpulan solusi yang acak (populasi), solusi-solusi generasi demi generasi akan berevolusi hingga solusi yang optimal tercapai



## TERMINOLOGY//LEASIC CONCERT

Population

Chromosome

Gene

Genotype

Phenotype

**Fitness** 

Fitness Function

01

Populasi adalah bagian dari solusi pada generasi saat ini. Ini juga dapat didefinisikan sebagai satu set kromosom. Ada beberapa hal yang perlu diingat ketika menangani populasi GA

02

kromosom (atau genom) mewakili solusi lengkap untuk masalah tersebut. Ini adalah kombinasi gen, yang merupakan bagian individu yang mengkodekan parameter atau karakteristik tertentu dari solusi.

03

04

secara biologis
mengacu pada
kode genetik yang
mendasari suatu
makhluk hidup
organisme,
biasanya dalam
bentuk DNA. Dalam
EA, genotipe
merepresentasikan
kode
solusi, yaitu
kromosom individu.

05

Ada
fenotipe yang
terkait dengan
setiap individu.
Fenotip suatu
individu adalah
kumpulan semua
sifat-sifatnya
(termasuk
kebugaran dan
genotipenya)

06

Himpunan semua genotipe yang mungkin dan nilai kebugarannya masing-masing adalah disebut lanskap kebugaran 07

fungsi evaluasi
yang kami
optimalkan (fungsi
tujuan +
fungsi penalti).
Memilih fungsi
kebugaran yang
tepat: faktor
genetik yang
penting
masalah desain
algoritma



### **Roulette Wheel Selection**

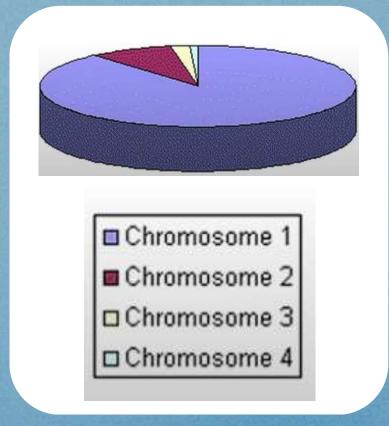
- diselect Parents menurut fitnessnya
- Chromosom yang lebih baik, lebih berkemungkinan untuk besar diselect
- Perhitungan dengan konsep Probabilitas

Individu	Fitness	$P(A) = rac{10}{210} pprox 0.048  (4.8\%)$
Α	10	$P(B) = rac{30}{210} pprox 0.143  (14.3\%)$
В	30	$P(C) = rac{20}{210} pprox 0.095  (9.5\%)$
С	20	$P(D) = rac{40}{210} pprox 0.190  (19.0\%)$
D	40	210
E	60	$P(E) = rac{60}{210} pprox 0.286  (28.6\%)$
F	50	$P(F) = rac{50}{210} pprox 0.238  (23.8\%)$

 $\Sigma$ Fitness = 210

 $\therefore$  Lebih diselect  $\rightarrow$  E lalu F, dst.

• Chromosom disort berdasarkan nilai fitnessnya pada individu yang paling besar ke yang paling kecil



∴ Lebih diselect → Chromosome 1 lalu 2, dst.

## Ranking Selection | Truncation Selection |

 Memilih individu dengan fitness tertinggi 50% dari seluruh chromosom

Individu	Fitness
А	10
В	30
С	20
D	40
Е	60
F	50

∴ Lebih diselect → Individu E, F, D karena berada pada 50% teratas

#### **Tournament Selection**

 Beberapa individu secara acak dan membandingkan fitness mereka, lalu memilih yang terbaik

#### Contoh 1:

- 1. Acak pilih tiga individu: B, D, F.
- 2. Fitness mereka adalah: B (30), D (40), F (50).
- 3. Individu F dipilih karena memiliki fitness tertinggi.

#### Contoh 2:

- 1. Acak pilih tiga individu: A, C, E.
- 2. Fitness mereka adalah: A (10), C (20), E (60).
- 3. Individu E dipilih karena memiliki fitness tertinggi.



## CROSSOVER

## **Single Point Crossover**

Chromosome1	11011 00100110110		
Chromosome2	11011 11000011110		
Offspring1	11011   11000011110		
Offspring2	11011 00100110110		

### **Double Point Crossover**

Chromosome1	11011 00100 110110
Chromosome2	10101 11000 011110
Offspring1	11011   11000   110110
Offspring2	10101 00100 011110

## **Uniform Crossover**

#### NOTES

 Sebelum tahap selection, setiap permasalahan biasanya diencode dengan biner yaitu binary encoding (O atau 1)

Chromosome A 101101100011 Chromosome B 10011001100 • Ada juga 2 tipe encoding lainnya seperti berikut ini.

**Permutation Encoding**: Tiap kromosom adalah string penomoran dalam barisan

Chromosome A 153264798 Chromosome B 856723149 Value Encoding: Tiap kromosom adalah string dari suatu nilai (Bilangan, bilangan rill, char)

Chromosome A	3	7	2	6	11
Chromosome B	1.2321	5.4367	2.4243	0.4563	3.5432
Chromosome C	(back)	(back)	(right)	(forward)	(left)

# NIUTATION

0

2 3

1

5

4

6

0

0

## **Bit Flip Mutation**

• Menukar O dengan 1, dan sebaliknya

## **Swap Mutation**

• Menukar posisi individu dalam chromosom

#### **Scramble Mutation**

• Mengacak posisinya dalam chromosom

#### **Inversion Mutation**

• Dibalik urutannya posisi dalam chromosom

# 1 2 3 4 5 6 7 8 9 0 => 1 6 3 4 5

8

9



## NOTES

- Setelah proses Selection → Crossover →
   Mutation selesai dapat dilakukan proses
   Etilism.
- Etilism adalah strategi yang menjaga beberapa individu dengan fitness tertinggi dari generasi sebelumnya (generation 0) dan memastikan mereka tetap ada di generation 1.

#### Contoh

0

Individu A: Fitness = 25

Individu B: Fitness = 20

Individu C: Fitness = 18

Individu D: Fitness = 15

- A memiliki fitness tertinggi.
- Untuk generasi selanjutnya bebas dengan dipertahankan 1 atau 2 individu terbaik dari generasi awal, dan crossover/mutasi akan diterapkan pada individu lainnya untuk mengisi sisa populasi

0

0

0

1 3

6

4

0

2

2

5

0

0

8

9

8 9



## PSEUDOCODE

Genetic Algorithm

```
function genetic_algorithm(population_size, num_generations, crossover_rate, mutation_rate):
    population = initialize_population(population_size)

for generation in range(num_generations):
    fitness_scores = evaluate_fitness(population)
    selected_parents = select_parents(population, fitness_scores)

    new_population = []
    for i in range(population_size):
        parent1, parent2 = select_parents(population, fitness_scores)
        child = crossover(parent1, parent2, crossover_rate)
        child = mutate(child, mutation_rate)
        new_population.append(child)

    population = new_population

best_individual = find_best_individual(population, fitness_scores)
    return best_individual
```

#### TIME COMPLEXITY

$$O(N\times P\times (P+C))$$

#### SPACE COMPLEXITY

$$O(P \times C)$$

#### dimana:

- N = Num\_generations
- P = Population\_size
- C = Chromosome\_length

https://github.com/KriezAlf/ExSys/tree/main/Genetic%20Algorithm

#### **POPULATION**

0, 0, 0, 0 = 0KG0, 0, 1, 0 = 7KG0, 1, 0, 0 = 4KG0, 1, 0, 1 = 6KG0, 1, 1, 0 = 11KG 0, 1, 1, 1 = 13KG 1, 0, 0, 0 = 5KG 1, 0, 0, 1 = 7KG 1, 0, 1, 0 = 12 KG 1, 0, 1, 1 = 14 KG 1, 1, 0, 0 = 9 KG 1, 1, 0, 1 = 11 KG 1, 1, 1, 0 = 0 KG

1, 1, 1, 1 = 0 KG





 $\rightarrow$ 



4KG



7KG

 $\rightarrow$ 



2KG



**Bag Limit** 15KG

#### Crossover

Selection

0, 1, 0, 1 0, 0, 1, 1

0, 1, 0, 1 0, 0, 1, 1

0, 1, 1, 1

**Mutation** 

0, 1, 1, 0 0, 0, 0, 1

**Red is mutated** 

Ini diulangkan sebanyak iterasi yang ditentukan untuk mendapatkan children dengan fitness value yang maksimal

HOME WHAT? WHY? FLOWCHART TERMINOLOGY SELECTION CROSSOVER MUTATION CODE EXAMPLE REFERENCES



### OPTIMIZING A FUNCTION

 $f\left( x
ight) =0.2x^{2}+rac{450}{x}$ 

 $0.5 \leqslant x \leqslant 25.5$ 

x value
Generation 0

f(x) value / total f(x) value / average

i	Initial	Initial Pop. (Binary)	f(x) value	Prob. Count	Exp. Count	Actual Count
1	4.2	00101010	110.67	0.256	1.15	1
2	10.1	01100101	64.95	0.168	0.67	1
3	16.4	10100100	81.23	0.210	0.84	1
4	23.5	11101011	129.59	υ.335	1.34	1
		11101011	$= 0.2*(23.5)^{2}+450/$	23.5 = 129 59/386 42	= 129.59/96.61	∴ Generation

11101011 =  $0.2*(23.5)^{2}+450/23.5$  = 129.59/386.44 = 129.59/96.6 = 128+64+32+8+2+1=235 = 110.45+19.14 = 0.335 = 1.34 (Anggap 23.5) = 129.59

Karena actual count sama, berarti crossover bebas

00101010 >< 11101011 01100101 >< 10100100

#### **Single Crossover**

0010 | 1010 >< 1110 | 1011 0110 | 0101 >< 1010 | 0100

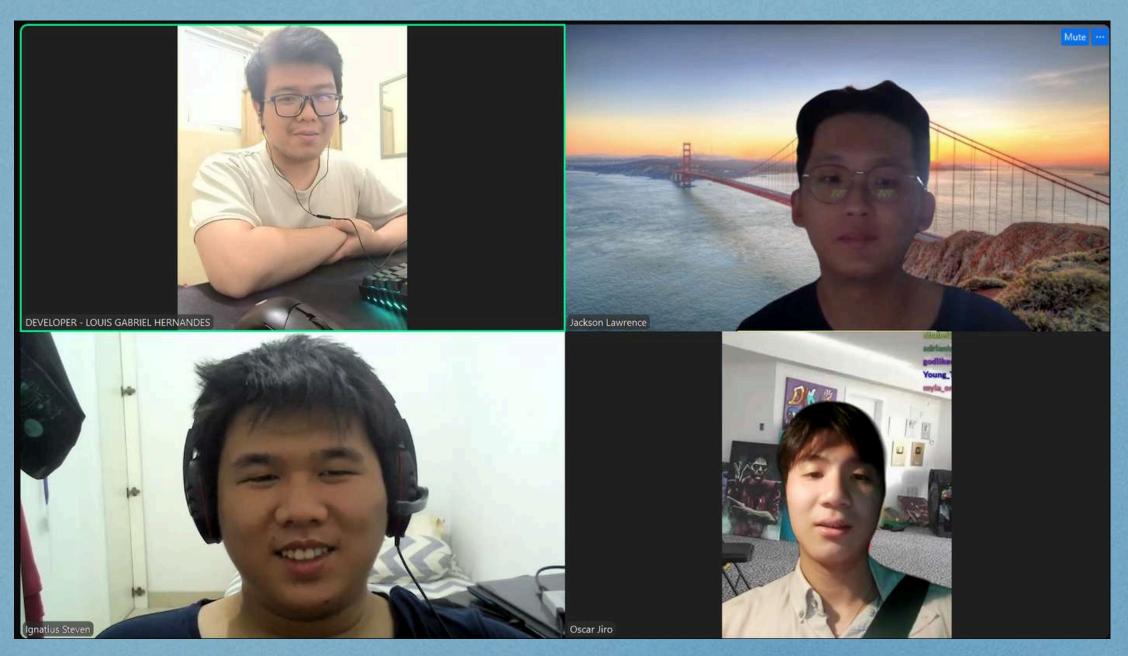
0010 | 1011 >< 1110 | 1010 0110 | 0100 >< 1010 | 0101

#### **Swap Mutation**

10101011 >< 11111010 11100100 >< 10110101

> 17.1 > < 25.0 23.2 > < 18.5

• Generation 1 = [17.1, 25.0, 23.2, 18.5] (Jika memakai konsep Etilism maka ambil top 2 best dari generation 0 dan 1)



#### Links:

- https://chatgpt.com/share/5a3a91a0-a3fe-4e7a-a536-8eea7201d32c
- https://rosyid.lecturer.pens.ac.id/materi%20Al/Minggu10%20-%20Alqoritma%20Genetika.pdf
- https://chatgpt.com/share/0536a70c-147f-4321-ba7e-8812ceb81b1f
- https://chatgpt.com/share/e115f8d4-f6d5-45de-8b2a-c106b2f72548
- https://g.co/gemini/share/bcd1429fd022
- https://medium.com/@byanalytixlabs/a-complete-guide-to-genetic-algorithm-advantages-limitations-more-738e87427dbb
- https://becominghuman.ai/understanding-genetic-algorithms-a-use-case-in-organizational-field-2087c30fb61e
- https://www.tutorialspoint.com/genetic\_algorithms/genetic\_algorithms\_population.htm
- https://www.geeksforgeeks.org/crossover-in-genetic-algorithm/
- https://www.tutorialspoint.com/genetic\_algorithms/genetic\_algorithms\_mutation.htm

#### Paper:

- Materi PPT Pertemuan 3 Expert System Universitas Multimedia Nusantara
- https://datajobstest.com/data-science-repo/Genetic-Algorithm-Guide-[Tom-Mathew].pdf

#### Video:

- https://youtu.be/emcdnQzES7E?si=Ucc5VOj8A\_-7NBto
- https://youtu.be/1CIIIk6saak?si=Vf8IrrLEkZ7jf5Qk
- https://www.youtube.com/watch?v=uI5viW4r5ic&t=2214s
- https://www.youtube.com/watch?
   v=uQj5UNhCPuo&pp=ygURZ2VuZXRpYyBhbGdvcml0aG0
- <a href="https://www.youtube.com/watch?">https://www.youtube.com/watch?</a>
   v=XP2sFzp2Rig&pp=ygURZ2VuZXRpYyBhbGdvcml0aG0
- https://www.youtube.com/watch?v=JgqBM7JG9ew
- https://www.youtube.com/watch?
   v=qiKW1qX97qA&pp=ygURZ2VuZXRpYyBhbGdvcml0aG0
- https://www.youtube.com/watch?v=-kpcAaqKwY&pp=ygURZ2VuZXRpYyBhbGdvcml0aG0